基于 CNN 和 DLTL 的步态虚拟样本生成方法 *

支双双 [1]，赵庆会 [2]，金大海 [1]，唐　琎 [2†]

(1. 西安工程大学 工程训练中心, 西安 710048; 2. 中南大学 信息科学与工程学院, 长沙 410083)

摘　要：针对步态识别在反恐、安防领域亟待解决的小样本问题，提出了一种基于深度卷积神经网络 CNN(convolutional and neural network)和 DLTL(dual learning and transfer learning)的步态虚拟样本生成方法。首先用基于 VGG19 的深度卷积神经网络模型低层响应提取步态风格特征图，然后利用基于对抗网络的对偶学习 DL(dual learning)对风格特征图进行风格训练，得到风格特征模型；其次利用 VGG19 模型的高层响应提取步态内容特征图，然后让步态内容特征图对风格特征模型中的风格特征进行学习；最后使用迁移学习 TL(transfer learning)获得步态虚拟偏移样本。实验结果表明，经过 DLTL 风格学习生成的步态虚拟样本虽然整体风格发生改变，但人体步态特征没有改变，可有效扩充小样本容量；当虚拟样本数量增加到一定数量，步态识别率有所提升。该方法与现有步态虚拟样本生成方法进行对比实验，结果表明该算法优于现有方法，能够大量生成虚拟样本且稳定提高步态识别的识别率。

关键词：步态识别；卷积神经网络；DLTL；虚拟样本；步态识别率

中图分类号：TP391.4　　doi: 10.19734/j.issn.1001-3695.2018.05.0504

Gait virtual sample generation method based on CNN and DLTL

Zhi Shuangshuang[1], Zhao Qinghui[2], Jin Dahai[1], Tang Jin[2†]

(1. *Engineering Training Center*, *Xi'an Polytechnic University*, *Xi'an Shannxi* 710048, *China*; 2. *School of Information Science & Engineering*, *Center South University*, *Changsha* 410083, *China*)

Abstract: To solve the problem of small sample of gait recognition in the field of counterterrorism and security issues, this paper proposed a novel gait virtual sample generation method based on deep CNN(Convolutional and Neural Network) and DLTL (Dual Learning and Transfer Learning) . Firstly, low-level of CNN model VGG19 extracted gait style feature map, and then it used the DL(Dual Learning) to carry on the style feature training. Thus it made style feature model. Moreover, high-level of VGG19 extracted gait context feature map, and then it used the TL (Transfer Learning) to make context feature map carry on the style characteristic learning. Finally, it obtained the virtual migration samples. Experimental results demonstrate that these virtual samples remained individual gait feature but style feature. So this method can effectively expand small sample size. At the same time, when the number of virtual samples increase to a certain number, gait recognition rate has improved. The method was compared with the existing virtual sample generation method. The result shows that the method has a better performance, which can generate virtual samples in large numbers and improve the recognition rate of gait recognition steadily.

Key words: gait recognition; CNN; DLTL; virtual sample; gait recognition rate

0　引言

步态识别是依据行人步行的图像序列来提取生物特征的一种方法。与 DNA、指纹、虹膜、2D 与 3D 人脸等生物特征识别方法相比，步态识别具有不需被观察者配合、可在较远距离进行、可在较低图像质量下进行，且难以伪装和掩藏[1]等优点。因此,基于步态特征的身份识别方法成为近年来的研究热点[2,3]，在安防和反恐等领域的应用研究得到了国内外学者的重视[4]。

步态识别在特征提取过程中，按照是否需要使用相关人体姿态参数，分为模型无关（形体统计方法）和构建模型的方法。模型无关的步态识别方法将步态外形轮廓直接进行特征提取和匹配(无须构建人体模型结构数据)，按轮廓数据又可细分为 2D，2.5D 或 3D 步态外形轮廓的识别方法。另一类通过使用人体模型进行步态识别，人体的模型可分为 2D 模型（棍棒模型，铰链模型等）和 3D 人体模型(3D 椭圆模型，3D 关节骨架模型)。模型无关的步态识别方法，其特点是可以直接使用步态轮廓数

收稿日期：2018-05-07；**修回日期：**2018-06-28　　**基金项目：**国家自然科学基金重大研究计划集成项目(91220301)；国家自然科学基金资助项目(61502537)

作者简介：支双双（1987-），女，陕西西安人，工程师，硕士，主要研究方向为机器人视觉系统；赵庆会（1990-），男，硕士，主要研究方向为步态识别；金大海（1958-），男，高级工程师，主要研究方向为机器人控制系统；唐琎（1966-），男（通信作者），教授，博士，主要研究方向为图像处理、人工智能、机器人（tjin@csu.edu.cn）.

据。基于模型的方法，对图像像素和清晰度的要求略高，由于需要构建人体模型，特别是三维人体模型时，其运算复杂度会高于模型无关的方法。

目前基于非模型的研究是步态识别研究的一个重要方向。模型无关的步态识别方法，提取周期内步态轮廓统计信息，对反映形体和运动特征的轮廓数据直接进行匹配。最基础的匹配方法，就是先将步态轮廓按不同时序和姿态进行同步，然后将相同姿态的不同人体步态轮廓直接进行相似性比较，可以使用欧氏距离、余弦距离等。其他的一种通用方法，即是计算步态轮廓序列的均值，构成步态能量图 GEI(gait energy image)[5]，再进行匹配。以步态能量图为基础，衍生了许多相关特征的能量图，比如，运动步态轮廓图 MSI(motion silhouette image)[6]，步态光流图 GFI(gait flow image)[7]，彩色步态图 CGI(color gait image)[8]，帧间差分能量图 FDEI(frame difference energy image)[9]，步态能量体 GEV(gait energy volume)[10]，梯度直方能量图 DGHEI(depth gradient histogram energy image)[11]，基于曲率的步态彩色能量图 CGCEI(curve-based gait color energy image)[12] 等。步态能量图的特点相当明显，计算复杂度小，同时由于采用了轮廓平均，对图像分布噪声有较好的抑制作用。

模型无关的步态识别方法虽然已取得了很大进展，但仍存在多协变量引起的轮廓缺失与人体阴影、步态识别的视角差、小样本等难点问题。步态识别由于步态周期长和拍摄艰难等因素，很难采集到大量的步态样本。当前步态识别的公开步态库也只有数量有限的样本，而且每个人的步态样本数目较少，这就是步态识别数据量问题的集中表现。

对于图像识别的小样本问题，有学者提出了一种基于先验知识从给定小规模真实样本产生虚拟训练样本的方法[13]。目前的研究有利用 BPNN 和巨型趋势分散技术[14]、利用原始样本分布函数[15]等。文献[16]提出用分散神经网络（decentralized neural networks,DNN）产生虚拟样本，表明 DNN 比 BPNN 具有更强的预测性能；文献[17~19]提出基于遗传算法（GA）、粒子群优化（particle swarm optimization,PSO）算法以及蒙特卡洛与 PSO 相结合的虚拟样本生成算法。为了解决步态识别过程中的小样本问题，目前基于能量图的步态虚拟样本生成方法主要包括：合成步态模板[20]和基于对抗网络[21]的虚拟样本生成方法。基于合成步态模板的虚拟样本生成方法会破坏能量图轮廓的完整度，导致该方法不能大量生成虚拟样本。而基于对抗网络的虚拟样本生成方法由于随机噪声引起的不确定性，导致生产的步态虚拟样本鲁棒性差且不稳定。

为了更好的解决步态识别小样本问题，本文提出一种基于深度 CNN 和 DLTL 风格学习的虚拟样本生成方法。首先用基于深度卷积神经网络模型低层响应提取步态风格特征图,然后利用基于对抗网络的对偶学习对风格特征图进行风格训练，得到风格特征模型。接着利用 VGG19 模型的高层响应提取步态内容特征图，然后让步态内容特征图对风格特征模型中的风格特征进行学习。最后使用迁移学习获得步态虚拟偏移样本。该方法可有效扩充步态样本。

1　基于 CNN 和 DLTL 风格学习的虚拟样本生成方法

该方法的提出源自实际应用中步态人体轮廓分割不能达到100%的分割正确率，而环境协变量的变化会引起步态人体轮廓分割位置和分割效果的变化。正是基于这样的原因，本文才提出通过基于 CNN 和 DLTL 风格学习的步态虚拟样本生成方法来改变步态识别样本的风格背景与气候，以此达到大量生成步态虚拟样本的目的。该方法主要思路是首先用基于 VGG19 的深度卷积神经网络模型低层响应提取步态风格特征图,然后利用基于对抗网络的对偶学习 DL(Dual Learning)对风格特征图进行风格训练，得到风格特征模型。然后利用 VGG19 模型的高层响应提取步态内容特征图，然后让步态内容特征图进行学习风格特征模型中的风格特征学习。该方法的结构图如图 1 所示。

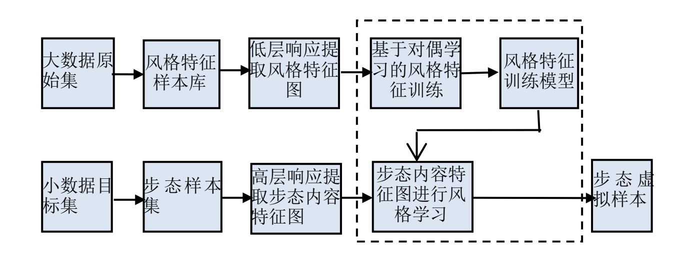


图 1　基于 CNN 和 DLTL 风格学习的步态虚拟样本生成方法结构图

Fig.1　Structure of gait virtual sample generation method based on CNN and DLTL style learning

1.1　VGG19 模型网络图

深度 CNN 通过多次卷积变换和降采样，将图像映射到一个较低维空间，提取图像的稀疏特征；同时由于其使用权值共享，使得神经元和参数个数更少，更加易于训练。当前大数据环境下，具有足够深度的 CNN 模型已成为解决计算机视觉领域众多问题的重要工具[22]。

Karen 等提出的 VGGnet 采用 3x3 的卷积核，同时在若干卷积层后加入池化层。网络层数增加有利于提高图像分类的准确度，但过多的层数会产生网络退化问题[23]。VGG19 包含 16 个卷积层（Conv1_1-Conv5_4）、5 个池化层(pool1-pool5)、3 个全连接层(Fc6-Fc8)，VGG19 的激活函数使用矫正线性单元（rectification linear uint,Relu）。VGG19 的结构如图 2 所示。

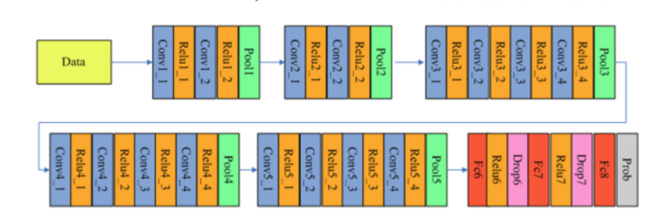


图 2　VGG19 模型网络图

Fig.2　Network diagram of VGG19 model

1.2　图像内容特征与风格特征提取

图像特征可分为内容和风格，它们可以运用深度 CNN 模型中卷积层的响应进行表征。在深度 CNN 模型中低层次响应

描述的特征是图像风格，而高层次响应描述的则是图像的内容[24]。

1.2.1 图像内容特征图提取

采用随机噪声生成一张与目标图像 $\overline{X^0}$ 尺寸一样的图像 X^0,并将图像输入到 CNN 模型中。在该网络模型第 l 个卷积层响应可标为 X^l，其尺寸大小为 $H^l \times W^l \times N^l$,其中 H 表示图像高度，W 表示图像宽度，N 表示图像像素点数。类似地，可将目标图像 $\overline{X^0}$ 也输入到该网络模型中，可得到该层的特征响应 $\overline{X^l}$。由于期望 $\overline{X^0}$ 与 X^0 的图像内容一致，所以目标函数为最小化二范数误差：

$$E_c^l = \frac{1}{2}\left\| X^l - \overline{X^l} \right\|^2 \quad (1)$$

可以使用该误差函数对本层各响应的元素进行求导运算：

$$\frac{\partial E_c^l}{\partial x_{hwk}^l} = x_{hwk}^l - \overline{x_{hwk}^l} \quad (2)$$

其中：$h = 1,2,3,\ldots,H, w = 1,2,3,\ldots W, k = 1,2,3,\ldots,N$。采用链式法则，对输入的图像元素进行误差求导，可得 $\partial E_c^l / \partial x_{hwk}^l$，这就是经典的反向传播算法。采用 $\partial E_c^l / \partial x_{hwk}^0$ 来对 X^0 进行更新，以获得新的更接近目标图像响应 $\overline{X^0}$ 的第 l 层响应 X^l，即为提取到目标图像的内容特征图。

1.2.2 图像风格特征图提取

为了提取图像风格特征图，先构建一个 $N^l \times N^l$ 的特征矩阵 G^l：

$$G^l = \sum x_{hwx}^l \cdot x_{hwy}^l \quad (3)$$

其中：$x = 1,2,3,\ldots,N$，$y = 1,2,3,\ldots,N$。G^l 是通过计算消除了位置信息的第 l 层响应得到的，即为风格描述。xy 位置的元素表示第 x 个与第 y 个通道响应的相关性。对于目标图像在每一层的风格 $\overline{G^l}$，其目标函数可以通过最小化下面的误差函数获得。

$$E_S^l = \frac{1}{2}\left\| G^l - \overline{G^l} \right\|^2 \quad (4)$$

可以推导出该误差函数在各层响应的导数：

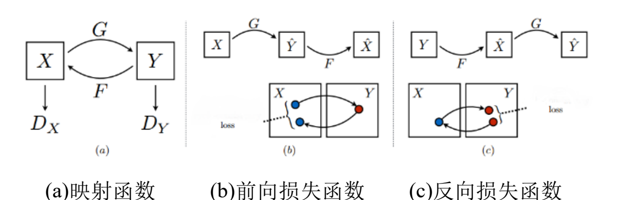
$$\frac{\partial E_S^l}{\partial x_{hwk}^l} = \left(x^l\right)^T \left(G^l - \overline{G^l}\right)_{yx} \quad (5)$$

类似地可以通过反向传播算法推导出 $\partial E_S^l / \partial X^0$，以此更新 X^0，使得它更接近 $\overline{X^0}$ 的风格，即为图像风格特征提取 图。

本文的分类网络模型选用的是 VGG19 深度卷积神经网络模型。从该模型的 conv1_1，conv2_1，conv3_1，conv4_1，conv5_1 层提取大数据原始集的风格特征图，从该模型的 conv4_2 层提取小数据目标集的步态内容特征图。

1.3　基于对偶学习 DL 的风格训练

对偶学习(DL)的基本思路是构建一个具有两个对偶任务的闭环反馈系统，该系统能够从未标注数据上得到反馈信息，并以此反馈信息提高对偶任务的训练模型。假设有两种不同风格的图像集 X 和 Y，可从中训练出两种映射 G:X→Y 和 F:Y→X，其中 G 和 F 映射关系是可以相互转换的。对偶学习采用同时训练 G 和 F 两种映射，并添加循环一致性损失函数，促使 $F(G(x)) \approx x$ 和 $G(F(y)) \approx y$。如图 3 所示，图 3(a)表示的是两个映射函数 G:X→Y 和 F:Y→X，以及相应的对抗网络判别器 D_X 和 D_Y。D_Y 激励 G 映射将 X 转换成与真实风格样本无法辨别的虚拟风格，反之亦然。为了进一步规范映射引入 loss 损失函数，图 3(b)是前向损失函数：x→G(x)→F(G(x)) ≈ x，图 3(c)则是反向损失函数 y→F(y)→G(F(y))≈ y。



(a)映射函数　　(b)前向损失函数　　(c)反向损失函数

图 3　对偶学习风格转换

Fig.3　Style transformation of dual learning

对于前向和后向损失函数，借鉴了最小二乘对抗网络模型的损失函数描述映射函数 G：X→Y 及判别器 D_Y，具体定义如下：

$$l(G,F,D_X,D_Y) = l_{GAN前向}(G,D_Y,X,Y) + l_{GAN反向}(F,D_X,Y,X) + \lambda l_{激励}(G,F) \quad (6)$$

其中整个对偶学习的前向损失函数如下：

$$l_{GAN前向}(G,D_Y,X,Y) = E_{y\sim P_y}\left[\log D_Y(y)\right] + E_{x\sim P_x}\left[\log\left(1 - D_Y(G(x))\right)\right] \quad (7)$$

其中整个对偶学习的反向损失函数如下:

$$l_{GAN反向}(G,D_X,Y,X) = E_{x\sim P_x}\left[\log D_X(x)\right] + E_{y\sim P_y}\left[\log\left(1 - D_X(F(y))\right)\right] \quad (8)$$

其中整个对偶学习的激励调节损失函数如下:

$$l_{激励}(G,F) = E_{x\sim P_x}\left\| F(G(x)) - x \right\|_1 + E_{y\sim P_y}\left\| G(F(y)) - y \right\|_1 \quad (9)$$

其中：P_x 是 x 的真实分布，P_y 是 y 的真实分布。式（7）中，当 D_Y 激励 G 映射将 X 转换为和 Y 无法辨别时，前向损失函数最小；同理，式（8）中，当 D_x 激励 F 映射将 Y 转换为和 X 无法辨别时，反向损失函数最小。

风格训练的思路是通过生成器根据 G 映射关系将 X 风格集特征转换为 Y 风格集特征，并使用判别器 D_Y 对生成样本进行反馈激励，以期产生与真实风格 Y 相似的样本。同样地，通过生成器根据 F 映射关系将 Y 风格集特征转换为 X 风格集特征，并使用判别器 D_X 对生成样本进行反馈激励，以期产生与真实风格 X 相似的样本。若通过 $l(G,F,D_X,D_Y)$ 损失函数则可以将二者结合，构建可以相互风格转换的对偶学习模型，以产生多样的风格转换特征模型。在本文中使用对偶学习进行夏天和冬天风格训练，得到冬天和夏天的风格特征模型。

基于迁移学习 TL 的风格学习

迁移学习(TL)的本质是利用已有的知识学习新的知识，核心是找到已有的知识和新知识的相似性[25]。本文基于迁移学习 TL 的风格学习方法采用的是让步态内容特征图对风格特征模型进行风格学习。风格学习算法将随机生成一张白噪声图作为输入，保持分类网络模型 VGG19 的各层权重不变，计算内容特征图和风格预训练模型在各卷积层的损失值，再使用标准 BP 算法对学习过程进行权重更新，并调整输入图像使内容和风格损失值达到最小，这样就可以使得步态内容特征图通过调节参

数学习到风格预训练模型中的不同的环境风格，生成最终的步态虚拟样本。风格学习损失函数如式(10)所示：

$$l_{total}(I_1,I_{sum},I_2)=\alpha*l_{style}(I_1,I_{sum})+\beta*l_{content}(I_2,\ I_{sum}) \quad (10)$$

其中：l_{total} 表示风格学习损失函数，l_{style} 表示风格特征损失函数，$l_{content}$ 表示步态内容特征损失函数。I_1 表示风格特征图，I_2 表示步态内容特征图，I_{sum} 表示最终虚拟样本生成图。α,β是调节参数，分别表示虚拟样本生成图里风格模型和内容特征的加权因子。令 0≤α≤1，0≤β≤1，且 α+β=1。α 从 10^{-6} 到 10^{-1} 取值，发现 α 越大时，最终生成图像更接近风格图像，当 α 较小时，最终生成图像更接近内容图像。所以，α 取值不宜太多。当取 α = 10^{-4}，β = 1 - 10^{-4} 时，最终生成图像更接近实际真实图像，可以更好地实现预期目标。

图像的步态内容特征损失函数为

$$l_{content}\left(\vec{I_2},\overrightarrow{I_{sum}},l\right)=\frac{1}{2}\sum_{i,j}\left(F_{ij}^l-P_{ij}^l\right)^2 \quad (11)$$

其中：l 表示层数，F，P 分别表示 I_{sum} 和 I_2 在卷积神经网络中的响应。

风格特征图 I_1 在 VGG19 模型中每一层风格特征损失函数为

$$E_l(\vec{a},\vec{x})=\frac{1}{4N_l^2M_l^2}\left(G_{ij}^l-A_{ij}^l\right) \quad (12)$$

其中：$\vec{a}$ 代表原始图片，$\vec{x}$ 代表最终生成的图片，A^l 和 G^l 分别表示原始图片和最终虚拟样本生成图在神经网络 l 层的输出，$G^l=\sum_k F_{ik}^l*F_{jk}^l$。

风格特征总损失为

$$l_{style}\left(\vec{I_1},\overrightarrow{I_{sum}}\right)=\sum_{l=0}^{L}w_lE_l \quad (13)$$

其中：w_l 为每一层的损失在整体损失中所占的比重。

2　本文算法实验结果和分析

实验将对 GaitDataBase 在 0 度、45 度和 90 度方向的步态图片进行基于 CNN 和 DLTL 风格学习的步态虚拟样本生成方法实验探究。风格特征训练的大数据原始库将采用 Yosemite 上的 1273 张夏天图片和 854 张冬天图片，分类网络模型将采用基于 VGG19 的深度卷积神经网络模型。实验的深度学习框架为 Torch，编程语言环境为 Lua5.1，GPU 为 GTX1060。

实验目的是训练 Yosemite 大数据原始集中的夏天与冬天两类风格特征，以此得到夏天和冬天特征模型。夏天与冬天特征训练过程中基于对偶学习的风格训练损失函数如图 4 所示。图中绿色代表夏天风格训练损失函数，紫色代表夏天真实样本风格函数，白色代表冬天风格训练损失函数。蓝色代表冬天真实样本风格函数。

从训练的损失函数可以看出图像的风格训练过程慢慢趋于稳定，在 epoch=40 时该模型训练过程基本处于收敛状态。同时也可以看出，在开始阶段训练出的风格与真实样本风格差异性较大，随着损失函数的反馈调节，从一个风格训练产生的生成风格样本与另一类真实样本风格越来越相似，最后达到了另一类判别器无法辨认的程度。

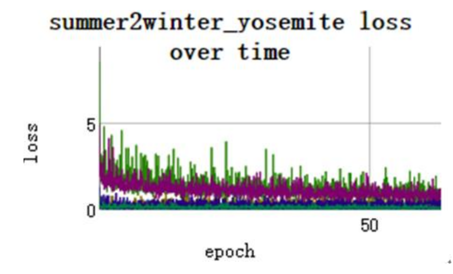


图 4　夏天和冬天环境的 DL 风格训练损失函数

Fig.4　DL style training loss function in summer and winter

采用夏天、冬天特征模型基于 TL 风格学习进行环境背景风格的迁移工作。如图 5 和 6 所示。

从图 5 中可以看出原图　冬天　夏天的 DLTL 风格学习，步态人体背景环境色调变成冷色调，可以观察到冬天特征，地板人体有雪白的斑点，再使用夏天背景风格进行迁移，也可以观测到色调转成暖色调，地面地板有阳光的斑点。

图 6 中原图　夏天　冬天的 DLTL 风格学习，步态人体背景环境色调变成暖色调，可以观察到夏天特征，可以看到阳光色调；再迁移到冬天背景风格，也可以观测到色调转成冷色调，地面地板有雪白的斑点。



图 5　原图→冬天→夏天的 DLTL 风格学习

Fig.5　DLTL style learning of original picture→ winter→ summer



图 6 原图→夏天→冬天的 DLTL 风格学习

Fig.6　DLTL style learning of original picture→summer→winter

从图 7 可以看出经过 DLTL 风格学习生成的步态虚拟样本虽然整体风格都改变了，但是图片中的步态人体的内容并没有改变。也就是说人体步态特征没有改变，行人的步态轮廓信息也没有丢失，只是拍摄步态识别实验的环境改变了，而且使得步态样本在色彩、色调、饱和度等方面在一定程度上都发生了变化。这样就达到了增加同类别样本的目的，扩充了小样本容量，不同的背景环境都给样本带来了多样性，为后续的工作降低了过拟合的概率。

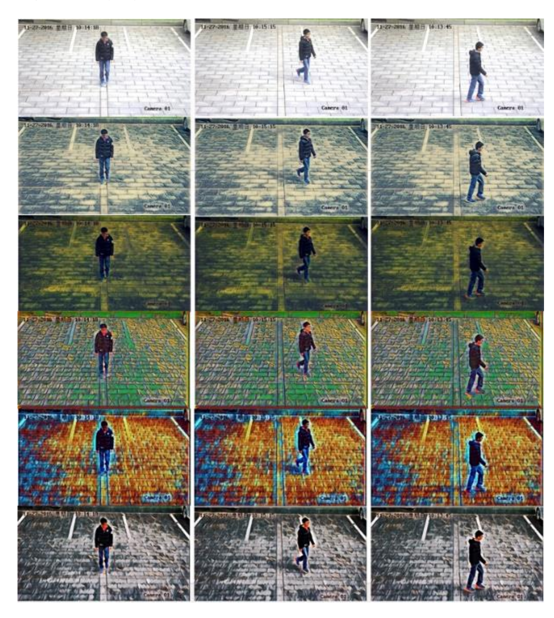


图 7　0 度、45 度和 90 度方向不同风格的虚拟样本

Fig.7　Virtual samples of 0º,45º and 90º in different styles

实验的训练样本是 30 个人分别在 0 度方向生成的 3 张能量图。采用两种经典虚拟样本生成方法——基于合成模板的虚拟步态样本合成方法和基于对抗网络的步态虚拟样本合成方法，每个人的虚拟能量图样本数量分别增加到 1、2、3、4、5、6、7、8、9、10。这样增加虚拟样本个数的原因是步态能量图包含一个周期的图片集合，它的特征相当于二十几张普通图片。特征提取采用常用的基于 GEI 的步态特征提取法，分类器选用欧氏距离，降维采用 PCA 降维方法，PCA 的贡献率选择 95%以上。测试样本采用的是这 30 个人在 0 度方向的真实采集到的 150 个测试样本。通过欧氏距离分类器进行模式匹配，多次测量欧氏距离差值求取平均值，得到图 8 中的步态识别率。

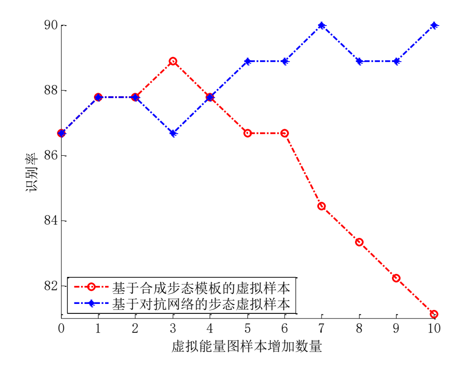


图 8 两种虚拟能量图样本生成算法

Fig.8　Two sample generation algorithms for virtual energy maps

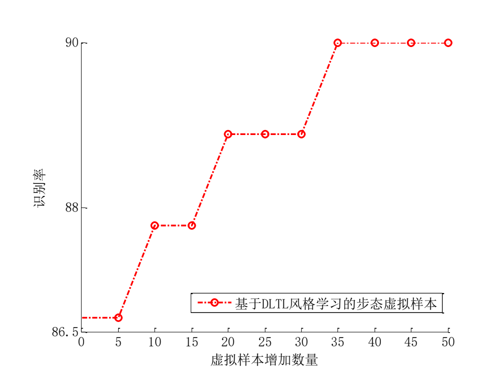


图 9 基于 DLTL 风格学习的步态虚拟样本生成方法

Fig.9　Gait virtual sample generation method based on DLTL style learning

从图 8 可以看出两种虚拟能量图样本生成算法，当样本数量处在一定范围内能够提高步态识别的识别率。基于合成步态模板的虚拟样本生成方法呈现先增长再下降的趋势，这是因为它通过裁剪脚部的过多会破坏能量图轮廓的完整度。这也导致该方法不能大量生成虚拟样本。而基于对抗网络的虚拟样本生成方法随着虚拟样本数量的增加，识别率也出现了振荡上升的趋势。这说明基于对抗网络的步态虚拟样本鲁棒性差且不稳定，很难将它引入到步态识别系统的实际应用之中。这是因为它的随机噪声引起的不确定性，可能会给步态虚拟样本的构建带来了新的局限性。它虽然可以大量获得同类别步态虚拟样本，但是同时也引入了影响识别率的不确定性问题。

对 30 个人在 0 度的训练样本，共 1000 张原始 RGB 图片，采用基于 CNN 和 DLTL 风格学习的虚拟样本生成方法，每个人的虚拟样本数量分别增加到 5、10、15、20、25、30、35、40、45、50。特征提取采用常用的基于 GEI 的步态特征提取法，分类器选用欧氏距离。测试样本采用的是这 30 个人在 0 度方向的真实采集到的 150 个测试样本。通过欧氏距离分类器进行模式匹配，多次测量欧氏距离差值求取平均值，得到图 9 中的步态识别率。

从图 9 可以看出随着 DLTL 风格学习虚拟样本数量的增加，识别率有所增加。而且虚拟样本数量增加到一定的数量后，识别率有所提升。从图中趋势可以预测虚拟样本数量达到一定的数量后，识别率可能趋近饱和。通过实验验证 DLTL 风格学习不仅扩充了同类别的样本数量，还在一定程度上抑制步态识别小样本问题。

表 1 不同分类器的识别率

Table 1　Recognition rate of different classifiers

虚拟样本生成	欧式距离	SVM	贝叶斯
合成步态模板	86.67%	86.00%	84.67%
对抗网络	88.67%	89.33%	88.00%
DLTL 风格学习	90.67%	90.00%	91.33%

表 1 所示为利用不同分类器三种虚拟样本生成方法的步态的识别情况，测试样本采用的是 30 个人在 0 度方向的真实采集到的 150 个测试样本。从表 1 可以看出，DLTL 风格学习的

方法优于其他两种方法。

表 2 三种步态虚拟样本生成算法对比

Table 2　Comparison of three algorithms for gait virtual sample generation

虚拟样本生成	稳定性	是否失真	大量生成	提高真实样本识别率
合成步态模板	否	是	否	先提高后降低
对抗网络	否	否	是	提高
DLTL 风格学习	是	否	是	提高

表 2 是三种步态虚拟样本生成算法的实验对比，从表中可以看出基于 CNN 和 DLTL 风格学习的步态虚拟样本生成在三种算法中是最优的，该方法不仅稳定提高了真实样本的识别率，还能够在一定程度上解决步态识别的小样本问题。

3　结束语

本文提出一种基于深度卷积神经网络和 DLTL 风格学习的步态虚拟样本生成方法，该方法可较好改善步态识别小样本问题，优于现有的步态虚拟样本生成方法。实验结果表明，该方法能生成大量虚拟样本，且具有良好的鲁棒性。实验发现采用基于 CNN 和 DLTL 风格学习的步态虚拟样本方法能够提高步态识别的识别率。下一步研究将提取更复杂的风格特征模型，提升步态内容特征图对风格特征模型迁移风格学习的效率，高效获得更多风格的步态虚拟样本。

参考文献：

[1] Iwama H, Muramatsu D, Makihara Y, *et al.* Gait-based person-verification system for forensics [C]// Proc of the 5th IEEE International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems. Washington DC: IEEE Computer Society, 2012: 113-120.

[2] Tang Jin, Luo Jian, Tjahjadi T. Robust arbitrary-view gait recognition based on 3d partial similarity matching [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2017, 26 (1): 7-22.

[3] Luo Jian, Tang Jin, Tjahjadi T, *et al.* Robust arbitrary view gait recognition based on parametric 3D human body reconstruction and virtual posture synthesis [J]. Pattern Recognition, 2016 (60): 361-377.

[4] Bouchrika I, Goffredo M, Carter J, *et al.* On using gait in forensic biometrics [J]. Journal of Forensic Sciences, 2011, 56 (4): 882-889.

[5] Han Ju, Bhanu B. Individual recognition using gait energy image [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28 (2): 316-322.

[6] Lam T H. W, Lee R S T. A new representation for human gait recognition: Motion silhouettes image (MSI) [M]// Advances in Biometrics. Berlin: Springer, 2006: 612-618.

[7] Lam T H W, Cheung K H, Liu J N K. Gait flow image: a silhouette-based gait representation for human identification [J]. Pattern Recognition, 2011, 44 (4): 973-987.

[8] Wang Chen, Zhang Junping, Wang Liang, *et al.* Human identification using temporal information preserving gait template [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2012, 34 (11): 2164-2176.

[9] Chen Changhong, Liang Jimin, Zhao Heng, *et al.* Frame difference energy image for gait recognition with incomplete silhouettes [J]. Pattern Recognition Letters, 2009, 30 (11): 977-984.

[10] Sivapalan S, Chen D, Denman S, *et al.* Gait energy volumes and frontal gait recognition using depth images [C]// Proc of International Joint Conference on Biometrics. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2011: 1-6.

[11] Hofmann M, Bachmann S, Rigoll G. 2. 5D gait biometrics using the depth gradient histogram energy image [C]// Proc of the 5th IEEE International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems. Washington DC: IEEE Computer Society, 2012: 399-403.

[12] Tang Jin, Luo Jian, Tjahjadi T, *et al.* 2. 5D multi-view gait recognition based on point cloud registration [J]. Sensors, 2014, 14 (4): 6124-6143.

[13] Du Yong, Wang Yu. Generating virtual training samples for sparse representation of face images and face recognition [J]. Journal of Modern Optics, 2016, 63 (6): 536-544.

[14] Li D C, Wu C S, Tsai T I, *et al.* Using mega-trend-diffusion and artificial samples in small data set learning for early flexible manufacturing system scheduling knowledge [J]. Computers and Operations Research, 2007, 34 (4): 966-982.

[15] Li D C, Lin Yaosan. Using virtual sample generation to build up management knowledge in the early manufacturing stages [J]. European Journal of Operational Research, 2006, 175 (1): 413-434.

[16] Huang Chongfu, Moraga C. A diffusion-neural-network for learning from small samples [J]. International Journal of Approximate Reasoning, 2004, 35 (2): 137-161.

[17] Li D C, Wen I H. A genetic algorithm-based virtual sample generation technique to improve small data set learning [J]. Neurocomputing, 2014 (143): 222-230.

[18] Chen Zhongsheng, Zhu Bao, He Yanlin, *et al.* A PSO based virtual sample generation method for small sample sets: Applications to regression datasets [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2017 (59): 236-243.

[19] Gong Hongfei, Chen Zhongsheng, Zhu Qunxiong, *et al.* A Monte Carlo and PSO based virtual sample generation method for enhancing the energy prediction and energy optimization on small data problem: an empirical study of petrochemical industries [J]. Applied Energy, 2017, 197: 405-415.

[20] Han Ju, Bhanu B. Individual recognition using gait energy image [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28 (2): 316-322.

[21] 王坤峰，苟超，段艳杰，等. 生成式对抗网络 GAN 的研究进展与展望 [J]. 自动化学报, 2017, 43 (3): 321-332. (Wang Kunfeng, Gou Chao, Duan Yanjie, *et al.* Generative adversarial networks: the state of the art and beyond [J]. Acta Automatica Sinca, 2017, 43 (3): 321-332.)

[22] Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-Scale image recognition

[23] [EB/OL]. (2015-04-10) [2015-07-19]. http:///arxiv. org/pdf/1409. 1556v6. pdf.



[24] 周俊宇，赵艳明. 卷积神经网络在图像分类和目标检测应用综述 [J]. 计算机工程与应用, 2017, 53 (13): 34-41. (

[25] Zhou Junyu, Zhao Yanming. Application of convolution neural network in image classification and object detection [J]. Computer Engineering and Applications, 2017, 53 (13): 34-41.)

[26] 王晨琛，王亚琳，葛中芹等. 基于神经网络的中国水墨画风格提取 [J]. 图学学报，2017, 38 (5): 754-759. (Wang Chenchen, Wang Yalin, Ge Zhongqin, *et al.* Convolutional neural network-based chinese ink-painting artistic style extraction [J]. Journal of Graphics, 2017, 38 (5): 754-759.)

[27] 张博，史忠植，赵晓非，等. 一种跨领域典型相关性分析的迁移学习方法 [J]. 计算机学报, 2015, 38 (7): 1326-1336. (Zhao Bo, Shi Zhongzhi, Zhao Xiaofei, *et al.* A transfer learning based on canonical correlation analysis across different domains [J]. Chinese Journal of Computers, 2015, 38 (7): 1326-1336.)